

09017232 刘晓臻_课程研学报告（二）

学号：09017232

姓名：刘晓臻

日期：2020.04.19

一、构建查询需求

报告（一）中已经指出，原文档标题“Effective Online Knowledge Graph Fusion”作为查询，即使是在其本身的（35篇）文档库中，有关联的文档也仅3篇。经过在学术搜索引擎中的查找，哪怕以排序结果的前10篇（其中有7篇无关）作为理想文档集，对标题中的词排列组合，也无法在Google Scholar搜索的前100名结果中找到理想文档集里有的内容！

因此，不能使用原标题和原文档库，否则本实验无法进行，因为最终各项评分结果都是0！

报告（一）中还给出了另外一篇论文（原论文的引文）《Computing semantic relatedness using wikipedia-based explicit semantic analysis》，以及用它构建文档库和查询的结果，在此使用本篇论文的标题构建查询（能够在后续搜索中搜索到理想文档集里有的）如下（[queries.txt](#)）：

```
semantic relatedness
computing semantic relatedness
semantic relatedness semantic analysis
wikipedia semantic relatedness
semantic relatedness wikipedia based
semantic relatedness wikipedia based semantic analysis
relatedness wikipedia based
```

二、构建理想相关文档集

根据报告（一）中得到的结果，选用向量模型的top10文档作为理想相关文档集[ideal_docs.txt](#)如下：

```
WikiRelate! Computing semantic relatedness using Wikipedia
Indexing by latent semantic analysis
Overcoming the brittleness bottleneck using Wikipedia: Enhancing text
categorization with encyclopedic knowledge
Evaluating wordnet-based measures of lexical semantic relatedness
Extended gloss overlaps as a measure of semantic relatedness
Exploring unexplored contexts for semantic extraction from syntactic analysis
Centroid-based document classification: Analysis and experimental results
Corpus-based and knowledge-based measures of text semantic similarity
Feature generation for text categorization using world knowledge
Feature Generation for Textual Information Retrieval Using World Knowledge
```

三、选择搜索系统

选择Google Scholar作为搜索系统，对每个查询取前100个标题，得到查询结果在[query_results](#)文件夹下。”

四、评价查询的检索效果

1. 每个查询结果集

通过代码 [evaluation.py](#) 对每个查询结果集计算得到 Precision-Recall 对应关系及整个结果集的 Precision, Recall 及如 [evaluation_results.txt](#) 所示:

```
semantic relatedness:
{0.1: 0.5, 0.2: 0.6666666666666666, 0.3: 0.75, 0.4: 0.05333333333333334},
recall: 0.4
precision: 0.04
```

```
computing semantic relatedness:
{0.1: 0.5, 0.2: 0.06896551724137931},
recall: 0.2
precision: 0.02
```

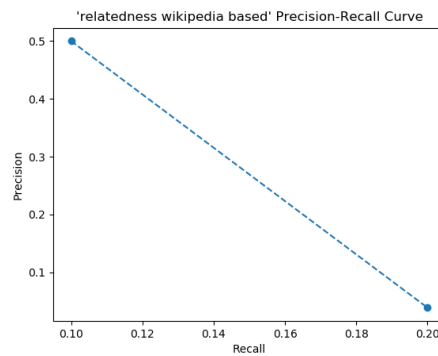
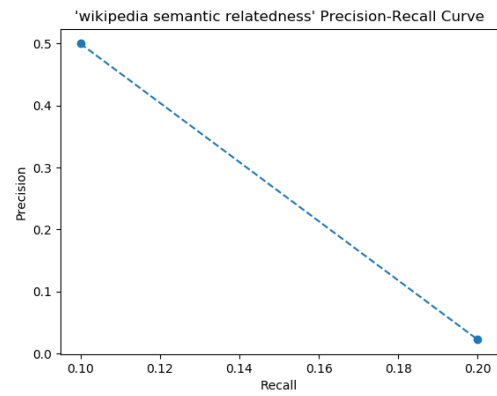
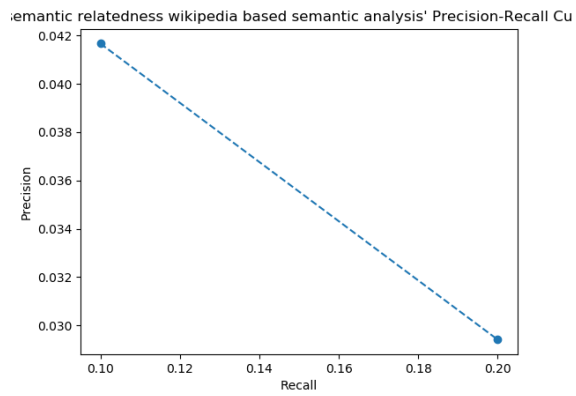
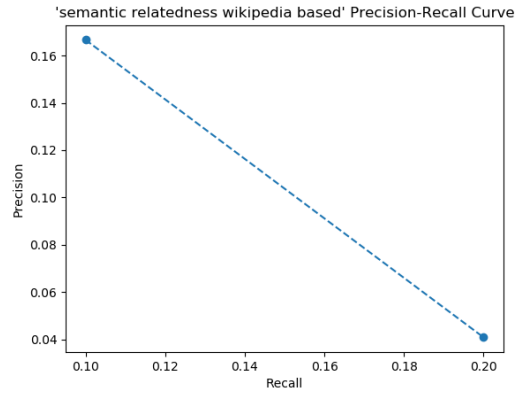
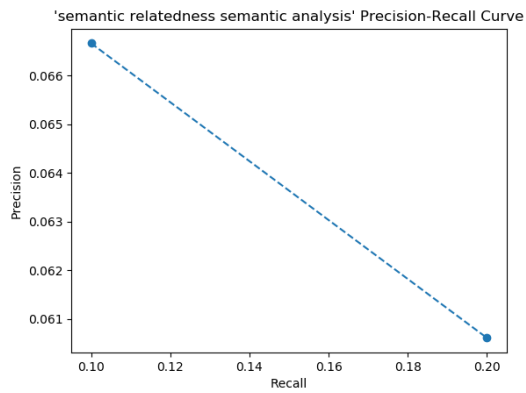
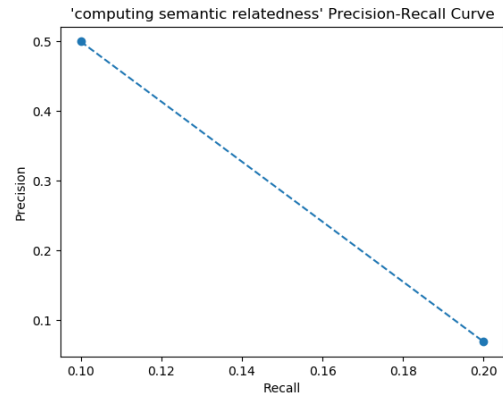
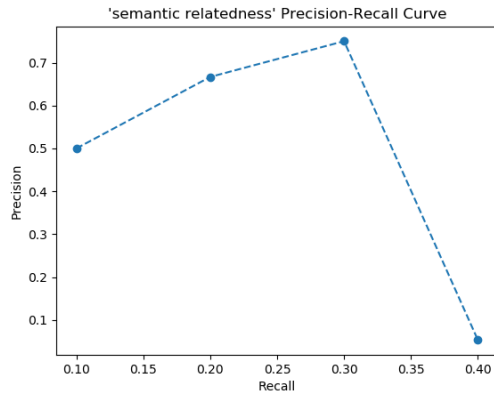
```
semantic relatedness semantic analysis:
{0.1: 0.06666666666666667, 0.2: 0.06060606060606061},
recall: 0.2
precision: 0.02
```

```
wikipedia semantic relatedness:
{0.1: 0.5, 0.2: 0.02247191011235955},
recall: 0.2
precision: 0.02
semantic relatedness wikipedia based:
{0.1: 0.16666666666666666, 0.2: 0.04081632653061224},
recall: 0.2
precision: 0.02
```

```
semantic relatedness wikipedia based semantic analysis:
{0.1: 0.041666666666666664, 0.2: 0.029411764705882353},
recall: 0.2
precision: 0.02
```

```
relatedness wikipedia based:
{0.1: 0.5, 0.2: 0.038461538461538464},
recall: 0.2
precision: 0.02
```

通过以上 P-R 对应关系, 可以画出每个查询的 P-R 曲线如下 (对应文件在 [figures](#) 文件夹里):



2. 平均效果

同样使用代码 [evaluation.py](#) 里，计算出对于 q 的所有查询结果集的平均 Precision 为 0.022857142857142857，对于每个 Recall 值的平均 Precision 结果输出在 [evaluation_results.txt](#) 里。综上，可以画出平均 Precision-Recall 曲线 [figures/avg_pr.png](#)，如下图。

